

## Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування динаміки технологічного процесу в умовах невизначеності

С.В.Маковецька, О.М.М'якшило

*Національний університет харчових технологій*

Технологічний процес очистки дифузійного соку можна віднести до нелінійних систем зі зворотнім зв'язком. Зміни технологічного процесу сокоочистки відбуваються настільки інтенсивно, що лінійний підхід до аналізу вихідних параметрів не дозволяє змоделювати нерегулярне поведіння складної системи [3]. Особливістю складних організаційно-технічних систем є той факт, що їх поведінка часто відображає динаміку слабоструктурованих процесів, а відповідні їм часові ряди (ЧР) характеризуються високим ступенем невизначеності внаслідок неточності, неповноти і нестабільності тенденцій[1]. Для стабілізації управління нестационарною технологічною системою сокоочистки цукрового виробництва необхідна стала розробка інтелектуальних алгоритмів управління.

В даний час активно розвивається новий напрямок Time Series Data Mining для вирішення проблеми аналізу ЧР, що має високий ступінь невизначеності, на основі методів і моделей штучного інтелекту, зокрема нейромережових і нечітких моделей. Ці методи орієнтовані на «швидке і просте» витягування «корисної» для кінцевих користувачів інформації. Моделювання за допомогою штучних нейронних мереж (ШНМ), що засноване на алгоритмах навчання та властивостях узагальнення, дозволяє успішно прогнозувати ЧР, відслідковувати ледь вловимі взаємозв'язки між даними, а також дозволяє оперативнo передбачити можливі відхилення у ході технологічного процесу.

ШНМ дають можливості в моделюванні нелінійних явищ і розпізнаванні хаотичної поведінки виявити основні тенденції зміни показників технологічного процесу за даними попередніх періодів і у відповідності до них робити прогноз зміни даного показника в майбутньому.

Основний елемент нейронної мережі - це формальний нейрон, який здійснює операцію нелінійного перетворення суми добутків вхідних сигналів на вагові коефіцієнти

$$y = F\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right) = F(WX) \quad (1)$$

де  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  – вектор вхідного сигналу;  $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  – вектор вагових коефіцієнтів (оцінювані параметри);  $F$  - функція нелінійного перетворення.

Здібності нейронної мережі до прогнозування ЧР впливають з її здатності до узагальнення і виділення прихованих залежностей між вхідними та вихідними даними. Після навчання мережа здатна передбачити майбутнє значення ЧР на основі декількох попередніх значень.

Моделювання ЧР в рамках нейромережевого підходу зводиться до задачі найкращої апроксимації нелінійної функції від багатьох змінних по набору прикладів, заданих історією ЧР [4]:

$$\hat{y}_{k+1} = \varphi(y_k, \dots, y_{k-n+1}) + \varepsilon_{k+1} \quad (2)$$

де  $\hat{y}_{k+1}$  - прогнозоване значення рівня ЧР;  $y_k, \dots, y_{k-n+1}$  - спостережені значення рівнів ЧР;  $\varphi(y_k, \dots, y_{k-n+1})$  - деяка нелінійна функція, параметрична модель якої є нейронна мережа;  $\varepsilon_{k+1}$  - помилка прогнозу;  $n$  - порядок моделі.

Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами при мінімізації середньоквадратичного відхилення помилки  $\varepsilon_{k+1}$ . У процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні нелінійні залежності між вхідними та вихідними даними, а також виконувати узагальнення. У разі успішного навчання, мережа зможе повернути вірний результат на підставі даних, які були відсутні в навчальній вибірці.

Завдання прогнозування на основі часових рядів за допомогою штучних нейронних мереж зводиться до задачі відновлення оцінки нелінійної функції  $\varphi(y_k, \dots, y_{k-n+1})$  по набору прикладів, заданих історією ЧР, та реалізується у вигляді наступних етапів: збір даних для навчання; підготовка і нормалізація даних; вибір топології нейронної мережі; експериментальний підбір характеристик нейронної мережі; експериментальний підбір параметрів навчання; навчання нейронної мережі; перевірка адекватності навчання; корегування параметрів, остаточне навчання; вербалізація мережі з метою подальшого використання.

В роботі [5] представлено алгоритм формування візуального образу даних цукрового заводу сокоочисної станції за допомогою методу «обличчя Чернова» з нейромережевим оптимізатором. Даний алгоритм дозволяє виявити приховані закономірності у різноманітних даних. ШНМ є результативним інструментом в моделюванні і прогнозуванні технологічних даних.

### Література

1. *Афанасьєва, Т.В.* Моделирование нечетких тенденций временных рядов / Т.В.Афаносьева. – Ульяновск : УЛГТУ, 2013. – 215
2. *Ярушкіна, Н. Г.* Метод нечеткого моделирования и анализа тенденций временных рядов /под ред. академика РАН С.Н. Васильева // Интеллектуальные системы управления. – М. : Машиностроение, 2010. – С. 301–305..
3. *Кишенько В.Д., Заїка В.І.* Прогнозування роботи станції дефекосатурації із застосуванням теорії детермінованого хаосу./ В.Д.Кишенько. – Вісник СумДУ. Серія «технічні науки», №3 2012. –72-79с.
4. *Ширяєв, В. И.* Финансовые рынки и нейронные сети. / В. И. Ширяев. – М. : Издательство ЛКИ, 2007. – 224 с.
5. *Маковецька С.В., М'якшило О.М.* Методи візуалізації технологічного процесу / С.В. Маковецька, О.М. М'якшило. - Матеріали 81 міжнародної наукової конференції молодих учених, аспірантів і студентів “Наукові здобутки молоді – вирішенню проблем харчування людства у ХХІ столітті”, 23–24 квітня 2015 р. – К.: НУХТ, 2015 р. – Ч.2. 351 с.